

# 矩阵论选讲

管枫

七月在线

June, 2016

# 主要内容

- 线性空间与基
  - 举例说明线性空间的基本概念
- 线性映射与矩阵
  - 什么是矩阵?
  - 矩阵作为线性映射的代数表达方式
- 矩阵标准型
  - 使用矩阵有什么好处?
  - 矩阵的标准型理论可以帮助对线性映射进行分类
- 矩阵技巧及思想应用实例
  - 如何处理矩阵相关的问题?
  - 利用标准型理论, 可以方便理解和解决很大一部分矩阵相关的问题

- 本节课常用数学记号

$V, W$  向量空间

$v, w$  向量

$\mathbb{R}^n, \mathbb{R}^m$  实坐标空间

$\alpha, \beta$   $V$  和  $W$  的基

$T: V \rightarrow W$  向量空间  $V$  到  $W$  的线性映射

$A_{\alpha, \beta}(T)$  线性映射  $T$  在  $\alpha$  和  $\beta$  这两组基下的矩阵

$G(v_1, v_2)$  内积空间  $V$  上的内积

$H_\alpha$   $G$  在基  $\alpha$  下的矩阵形式

# 线性空间与基

实系数线性空间是一个由向量组成的集合, 向量之间可以做加减法, 向量与实数之间可以做乘法, 而且这些加, 减, 乘运算要求满足常见的交换律和结合律. 我们也可以类似地定义其他系数的线性空间.

## Example (线性空间)

有原点的平面。

- 如果平面有一个原点  $O$ , 那么平面上任何一个点  $P$ , 都对应着一个向量  $\overrightarrow{OP}$ 。
- 这些向量以及他们的运算结构放在一起, 就组成一个向量空间。
- 原点  $O$  在空间中引入了线性结构。(向量之间的加法, 以及向量与实数的乘法)

# 线性空间与基

基是线性空间里的一组向量，使得任何一个向量都可以唯一的表示成这组基的线性组合。

## Example (坐标空间)

有原点的平面，加上一组基  $\{\vec{X}, \vec{Y}\}$ 。

- 任何一个向量  $\vec{OP}$ ，都可以唯一表达成  $\vec{OP} = a\vec{X} + b\vec{Y}$  的形式。
- $(a, b)$  就是  $P$  点的坐标。
- 基给出了定量描述线性结构的方法——坐标系。

## Example (坐标系的选择)

考虑纽约中城区的地图。街道用数字编号，但不是正南正北。在这个地图上以中心为原点，如何选取基？

- 基的选择取决于要解决的问题。
- 没有十全十美的基，只有适合解决问题的基。

# 线性空间与基

## 小结 (线性空间与基)

- 线性空间是一种结构 (加法及乘法运算结构)
- 基使得我们可以用坐标描述线性结构
- 基的选择取决于要研究的问题

# 线性映射与矩阵

## Definition (线性映射)

$V$  和  $W$  是两个实线性空间,  $T: V \rightarrow W$  如果满足如下条件就是一个线性映射。

$$\begin{aligned} (i) \quad & T(v_1 + v_2) = T(v_1) + T(v_2), & \forall v_1, v_2 \in V \\ (ii) \quad & T(\lambda v) = \lambda T(v), & \forall \lambda \in \mathbb{R}, v \in V \end{aligned}$$

- 线性映射的本质就是保持线性结构的映射
- 到自身的线性映射  $T: V \rightarrow V$  叫做线性变换



# 线性映射与矩阵

## 线性变换的矩阵描述

$V, W$  分别为  $n, m$  维的线性空间,

$\alpha = \{\alpha_1, \dots, \alpha_n\}, \beta = \{\beta_1, \dots, \beta_m\}$  分别为  $V, W$  的一组基。

$T: V \rightarrow W$  是一个线性映射。于是  $T, \alpha, \beta$  唯一决定一个矩阵  $A_{\alpha, \beta}(T) = [A_{ij}]_{m \times n}$ , 使得

$$T(\alpha_j) = \sum_{i=1}^m A_{ij} * \beta_i, \forall j \in 1, \dots, n \quad (1)$$

(1) 等价于

$$T(\alpha, \dots, \alpha_n) = (\beta_1, \dots, \beta_m) \cdot A_{\alpha, \beta}(T) \quad (2)$$

简记为

$$T(\alpha) = \beta \cdot A_{\alpha, \beta}(T) \quad (3)$$

# 线性映射与矩阵

如果我们选取  $V, W$  的另外一组基,  $\tilde{\alpha} = \alpha \cdot P$ ,  $\tilde{\beta} = \beta \cdot Q$ . 那么存在矩阵  $A_{\tilde{\alpha}, \tilde{\beta}}(T)$  使得,

$$T(\tilde{\alpha}) = \tilde{\beta} \cdot A_{\tilde{\alpha}, \tilde{\beta}}(T)$$

两边分别代入  $\tilde{\alpha}$  与  $\tilde{\beta}$  得到,

$$T(\alpha) \cdot P = T(\alpha \cdot P) = \beta \cdot Q \cdot A_{\tilde{\alpha}, \tilde{\beta}}(T)$$

与(3)比较我们得到矩阵变换公式:

$$Q \cdot A_{\tilde{\alpha}, \tilde{\beta}}(T) \cdot P^{-1} = A_{\alpha, \beta}(T) \quad (4)$$

# 线性映射与矩阵

## 小结 (线性映射与矩阵)

- 矩阵是线性映射在特定基下的一种定量描述

$$T(\alpha) = \beta \cdot A_{\alpha,\beta}(T)$$

- 基变换下的矩阵变换公式的推导方法

$$Q \cdot A_{\tilde{\alpha},\tilde{\beta}}(T) \cdot P^{-1} = A_{\alpha,\beta}(T)$$

# 线性映射与矩阵

## 例题 (几何变换: 拉伸, 反转与旋转)

实数平面  $\mathbb{R}^2$  到自身的映射:

- 拉伸  $T \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1/2 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}$
- 反转  $T \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}$
- 旋转  $T \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\pi/6) & \sin(\pi/6) \\ -\sin(\pi/6) & \cos(\pi/6) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}$

# 线性映射与矩阵

Example (算法问题: 如何计算斐波那契数列)

斐波那契数列:  $a_1 = 1, a_2 = 1$ , 并且满足  $a_{n+2} = a_n + a_{n+1}$ .

Solution (1. 简单递归)

我们可以使用定义进行简单递归

```
1 def arrayComputer(n):  
    if n <= 2:  
3         return 1  
    else:  
5         prevA = arrayComputer(n-1)  
         prevprevA = arrayComputer(n-2)  
7         return prevA + prevprevA
```

# 线性映射与矩阵

## Solution (2. 建立线性模型)

把  $[a_n, a_{n+1}]^T$  看成一个向量，于是递归公式变成一个线性模型：

$$\begin{bmatrix} a_{n+1} \\ a_{n+2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} a_n \\ a_{n+1} \end{bmatrix}$$

于是：

$$\begin{bmatrix} a_n \\ a_{n+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}^{n-1} \cdot \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \end{bmatrix}$$

## 线性模型算法的 Python code:

```
1 def linearComputer(n):  
    if n <= 2:  
        return 1  
    current2A = [1, 1]  
    prev2A = copy.deepcopy(current2A)  
    for ind in range(n-2):  
        current2A[0] = 0*prev2A[0] + 1*prev2A[1]  
        current2A[1] = 1*prev2A[0] + 1*prev2A[1]  
        prev2A = copy.deepcopy(current2A)  
    return prev2A[1]
```

## 思考题

如何计算类似的数列  $a_1 = 1, a_2 = 1, a_3 = 1$ , 并且  
 $a_{n+3} = a_n + 2a_{n+1} + 3a_{n+2}$ ?

# 矩阵的标准型: 方阵的相似变换

如果  $T: V \rightarrow V$  是一个线性变换, 那么对于  $V$  的两组基  $\alpha$  与  $\tilde{\alpha} = \alpha \cdot P$ , 线性变换  $T$  的矩阵分别为

$$A_{\alpha}(T) \text{ and } A_{\tilde{\alpha}}(T) = P^{-1} \cdot A_{\alpha}(T) \cdot P$$

## 方阵的相似变换

- 如果两个方阵  $A$  和  $\tilde{A}$  满足,  $\tilde{A} = P^{-1}AP$ . 那么这两个方阵就互为相似矩阵
- 相似矩阵的几何意义是同一个线性变换在不同的基下的表达形式
- 当研究对象是线性变换的时候, 我们只关心矩阵在相似变换下不变的几何性质。



# 矩阵的标准型

## 相似变换下不变的性质

本节列举一些相似不变量，稍后利用约当标准型来介绍他们的几何意义。

- 行列式 (det)

$$\begin{aligned}\det(P^{-1}AP) &= \det(P^{-1}) \det(A) \det(P) \\ &= \det(P^{-1}) \det(P) \det(A) \\ &= \det(A)\end{aligned}$$

- 迹 (trace),  $\text{tr}(AB) = \text{tr}(BA)$

$$\text{tr}(P^{-1}AP) = \text{tr}(APP^{-1}) = \text{tr}(A \cdot I) = \text{tr}(A)$$

- 秩 (rank)

# 矩阵的标准型: 相似不变量

## 相似变换下不变的性质

- 特征值: 特征方程  $\det(A - \lambda I) = 0$  的根。  
如果  $\det(A - \lambda I) = 0$ , 那么  $\det(P^{-1}(A - \lambda I)P) = 0$ , 于是  $\det(P^{-1}AP - \lambda I) = 0$
- 特征值是最重要的相似不变量, 利用这个相似不变量可以方便的得出上面所有的不变量。

# 矩阵的标准型：相似不变量

## Theorem (矩阵的相似标准型)

任何一个实系数方阵  $A$ , 都存在一个可逆实系数方阵  $P$ , 使得  $P^{-1}AP$  是一个分块对角矩阵  $\text{diag}(J_1, \dots, J_k)$ . 且每一个对角块  $J_k$  是如下四种情况之一:

- i  $1 \times 1$  伸缩变换矩阵块  $[\lambda]$
- ii  $2 \times 2$  伸缩旋转变换矩阵块  $R_{(\mu, \theta)} = \mu \cdot \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \sin(\theta) \\ -\sin(\theta) & \cos(\theta) \end{bmatrix}$

# 矩阵的标准型：相似标准型

iii  $m \times m$  循环伸缩矩阵块

$$\begin{bmatrix} \lambda & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \lambda & 1 & \cdots & 0 \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & \lambda \end{bmatrix}$$

iv  $m \times m$  循环伸缩旋转矩阵块

$$\begin{bmatrix} R_{(\mu, \eta)} & I_{2 \times 2} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & R_{(\mu, \eta)} & I_{2 \times 2} & \cdots & 0 \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & R_{(\mu, \eta)} \end{bmatrix}$$

如果对角块中只有 [i] 和 [ii] 两种，那么这个矩阵称作可复对角化矩阵.

Proof.

I have discovered a truly marvellous proof of this, which this margin is too narrow to contain.— Fermat



# 矩阵的标准型：相似标准型

## Theorem (几乎所有方阵都可复对角化)

对于任何一个实系数方阵  $A$ , 都存在一个可复对角化的矩阵序列  $\{A_i\}_{i=1}^{\infty}$ , 使得

$$\lim_{i \rightarrow \infty} A_i = A$$

## Proof.

证明思路:

1. 如果一个矩阵的特征多项式没有重跟, 那么这个矩阵一定可以复对角化.
2. 几乎所有的矩阵特征多项式都没有重跟.



# 矩阵的标准型：相似不变量的几何意义

例题 (行列式 ( $\det$ ): 线性映射的体积膨胀系数)

如果  $A$  是线性变换  $T: V \rightarrow V$  的矩阵,  $C$  是  $V$  里边的立方体, 那么:

$$\text{Volume}(T(C)) = \det(A) \cdot \text{Volume}(C)$$

## Proof

因为行列式是相似不变量, 不失一般性, 可以假定  $A$  就是约当标准型.

证明分两步: 先对可以复对角化的矩阵  $A$  进行证明, 然后证明一般情况.

第一步: 如果  $A$  是复对角化的矩阵, 那么  $A = \text{diag}(J_1, \dots, J_k)$ , 其中  $J_i$  要么是一维的伸缩变换矩阵块, 要么是二维的旋转变换矩阵块. 所以可以进一步把  $A$  写成

$$A = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p, R_{(\mu_1, \theta_1)}, \dots, R_{(\mu_q, \theta_q)})$$

$$\text{于是 } \det(A) = \lambda_1 \cdot \lambda_2 \cdots \lambda_p \cdot \mu_1 \cdots \mu_q = \prod_{i=1}^p \lambda_i \cdot \prod_{j=1}^q \mu_j^2.$$

### Continue Proof

另一方面  $T(C)$  是由  $C$  在前  $p$  个维度上进行拉伸, 而在后面的维度上进行二维拉伸及旋转得到的. 所以

$$\text{Volume}(T(C)) = \prod_{i=1}^p \lambda_i \cdot \prod_{j=1}^q \mu_j^2 \cdot \text{Volume}(C)$$

所以

$$\text{Volume}(T(C)) = \det(A) \cdot \text{Volume}(C)$$



## Continue Proof

第二步：对一般的  $A$ ，存在一个可复对角化的矩阵序列  $\{A_i\}_{i=1}^{\infty}$ ，及其所对应的线性变换序列  $\{T_i\}_{i=1}^{\infty}$ ，使得：

$$\lim_{i \rightarrow \infty} A_i = A \text{ 而且 } \lim_{i \rightarrow \infty} T_i = T$$

根据第一步的结论，对于任何  $i$  我们有，

$$\text{Volume}(T_i(C)) = \det(A_i) \cdot \text{Volume}(C).$$

因为体积与行列式都是连续函数，我们得到

$$\begin{aligned} \text{Volume}(T(C)) &= \lim_{i \rightarrow \infty} \text{Volume}(T_i(C)) \\ &= \lim_{i \rightarrow \infty} \det(A_i) \cdot \text{Volume}(C) \\ &= \det(A) \cdot \text{Volume}(C) \end{aligned}$$

于是证毕.

# 矩阵的标准型：相似不变量的几何意义

例题 (迹  $\text{tr}$ ):  $\exp(\text{tr})$  是线性映射  $\exp(A)$  的体积膨胀系数)

$$\exp(\text{tr}(A)) = \det(\exp(A))$$

## Proof

首先对可复对角化的矩阵进行证明. 为了简化步骤我们不加证明的使用

## Proposition

如果  $A$  是可复对角化矩阵, 则存在一个复系数可逆方阵  $Q$ , 使得  $\tilde{A} = Q^{-1}AQ$  是复系数对角矩阵.

$$\tilde{A} = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n)$$

# 矩阵的标准型：相似不变量的几何意义

## Continue Proof

于是  $\exp(\tilde{A}) = \text{diag}(\exp(\lambda_1), \dots, \exp(\lambda_n))$

$$\begin{aligned}\exp(\text{tr}(A)) &= \exp(\text{tr}(\tilde{A})) \\ &= \exp\left(\sum_{i=1}^n \lambda_i\right) \\ &= \prod_{i=1}^n \exp(\lambda_i) \\ &= \det(\tilde{A}) \\ &= \det(A)\end{aligned}$$

对于一般的  $A$ , 可以模仿上一个证明中的第二步, 留作思考题。

# 矩阵的标准型：相似不变量的几何意义

## Continue Proof

于是  $\exp(\tilde{A}) = \text{diag}(\exp(\lambda_1), \dots, \exp(\lambda_n))$

$$\begin{aligned}\exp(\text{tr}(A)) &= \exp(\text{tr}(\tilde{A})) \\ &= \exp\left(\sum_{i=1}^n \lambda_i\right) \\ &= \prod_{i=1}^n \exp(\lambda_i) \\ &= \det(\tilde{A}) \\ &= \det(A)\end{aligned}$$

对于一般的  $A$ , 可以模仿上一个证明中的第二步, 留作思考题。

# 矩阵的标准型：相似不变量的几何意义

例题 (秩 (rank): 像空间的维数)

如果  $A$  是线性变换  $T: V \rightarrow V$  在基  $\alpha$  下的矩阵, 那么

$$\text{rank}(A) = \dim T(V)$$

Proof

注意矩阵的秩并不是一个连续函数, 所以对于这个问题我们不能仅仅考虑可复对角化的矩阵。我们必须直接考虑一般情况。

假定  $A = \text{diag}(J_1, \dots, J_K)$ , 其中每一个对角块都是约当标准型四中对角块里面的一种。于是我们得到空间  $V$  以及变换  $T$  的直和分解

$$V = V_1 \oplus \cdots \oplus V_K$$

$$T_i = T|_{V_i}: V_i \rightarrow V_i, \quad \text{for all } i \text{ from } 1 \text{ to } K$$

# 矩阵的标准型：相似不变量的几何意义

## Continue Proof

所以

$$\dim T(V) = \sum_{i=1}^K \dim T_i(V_i)$$

而且

$$\text{rank}(A) = \sum_{i=1}^K \text{rank}(J_i)$$

所以要证明

$$\text{rank}(A) = \dim T(V)$$

只需要对所有的约当块  $J_i$  证明

$$\text{rank}(J_i) = \dim T_i(V_i)$$

对于每一个约当块的证明留作思考题。

# 矩阵的标准型

## 小结 (矩阵的标准型)

- 任何一个方阵总存在约当标准型 (线性变换的相关问题总是存在一组好基)
- 如果问题具有相似不变性, 可以假定矩阵是约当标准型从而简化问题
- 如果问题具有相似不变性以及连续性, 可以假定矩阵是可复对角化的约当标准型, 从而进一步简化问题

# 矩阵技巧及思想应用实例

Example (如何求斐波那契数列的通项公式)

斐波那契数列:  $a_1 = 1, a_2 = 1$ , 并且满足  $a_{n+2} = a_n + a_{n+1}$ .

Solution (回顾)

把  $[a_n, a_{n+1}]^T$  看成一个向量, 于是递归公式变成一个线性模型:

$$\begin{bmatrix} a_{n+1} \\ a_{n+2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} a_n \\ a_{n+1} \end{bmatrix}$$

于是:

$$\begin{bmatrix} a_n \\ a_{n+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}^{n-1} \cdot \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \end{bmatrix}$$



# 矩阵技巧及思想应用实例

Solution (利用标准型简化计算)

假设  $A = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}$ , 约当标准型  $\tilde{A} = P^{-1}AP$ , 那么

$$A = P\tilde{A}P^{-1}$$

带入到线性模型得到

$$\begin{bmatrix} a_{n+1} \\ a_{n+2} \end{bmatrix} = P\tilde{A}P^{-1} \cdot \begin{bmatrix} a_n \\ a_{n+1} \end{bmatrix}$$

于是

$$P^{-1} \begin{bmatrix} a_{n+1} \\ a_{n+2} \end{bmatrix} = \tilde{A}P^{-1} \cdot \begin{bmatrix} a_n \\ a_{n+1} \end{bmatrix}$$

# 矩阵技巧及思想应用实例

## Solution (利用标准型简化计算)

所以

$$\begin{bmatrix} a_n \\ a_{n+1} \end{bmatrix} = P \tilde{A}^{n-1} P^{-1} \cdot \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \end{bmatrix}$$

计算并带入  $\tilde{A} = \begin{bmatrix} \frac{1-\sqrt{5}}{2} & 0 \\ 0 & \frac{1+\sqrt{5}}{2} \end{bmatrix}$  以及  $P^{-1} = \begin{bmatrix} \frac{-1+\sqrt{5}}{2} & -1 \\ \frac{1+\sqrt{5}}{2} & 1 \end{bmatrix}$  即可得所求.

## 思考题

如何计算序列  $a_{n+3} = a_n + a_{n+1} + a_{n+2}$ ,  $a_1 = 1, a_2 = 1, a_3 = 1$  的通项公式.

谢谢大家!